检测分析

DOI: 10.19902/j.cnki.zgyz.1003-7969.240503

基于机器视觉的大豆油色泽预测模型研究

王伟生[1],崔震浩[1],郑小真[1],王婧蕊[2],彭　丹[3],杜新波[4]

(1.河南工业大学 电气工程学院,郑州 450001;2.福建农林大学 生命科学学院,福州 350001;3.河南工业大学 粮油食品学院,郑州 450001;4.郑州良远粮油工程有限公司,郑州 450001)

摘要:旨在解决传统油脂色泽检测方法客观性不足的问题,建立了一种基于机器视觉的大豆油色泽预测模型。首先采集不同色泽等级大豆油的图像,使用中值滤波和 Canny 边缘检测算法对油样图像进行预处理并提取 9 个色泽特征,然后对提取的色泽特征进行主成分分析(PCA),选取累积方差贡献率达到 99.23% 的 3 个主成分(F1、F2、F3)作为输入变量,大豆油的罗维朋红值和黄值作为输出变量构建 PCA-人工神经网络(ANN)模型和 PCA-支持向量回归(SVR)模型,并使用 LM 算法、交叉验证和网络搜索算法分别对 2 个模型的参数进行优化,并对 2 个模型性能进行对比分析。结果表明,PCA-SVR 模型预测大豆油色泽的效果更好,其决定系数(R^2)为 0.96,均方根误差为 2.85。综上,基于机器视觉构建的大豆油色泽预测模型用于大豆油色泽的快速检测是完全可行的。

关键词:机器视觉;支持向量回归;人工神经网络;油脂色泽;罗维朋比色法

中图分类号:TQ646;TS225.1　　**文献标识码:**A　　**文章编号:**1003-7969(2025)12-0113-06

Research on the prediction model of soybean oil color based on machine vision

WANG Weisheng[1], CUI Zhenhao[1], ZHENG Xiaozhen[1], WANG Jingru[2], PENG Dan[3], DU Xinbo[4]

(1. College of Electrical Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 2. College of Life Sciences, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350001, China; 3. College of Food Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China; 4. Zhengzhou Liangyuan Grain & Oil Engineering Co., Ltd., Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to solve the problem of insufficient objectivity in traditional oil color detection methods, a machine vision based soybean oil color prediction model was established. Firstly, the images of soybean oil with different color grades were collected, and median filtering and Canny edge detection algorithm were used to pretreat the oil sample images and extract 9 color features. Then, principal component analysis (PCA) was applied to these features, and with the top three components (F1, F2, F3) that cumulatively explain 99.23% of the variance were selected as inputs, Lovibond red and yellow values as outputs, two models of PCA-ANN and PCA-SVR were established. Model parameters were optimized using the LM algorithm, cross-validation, and grid search algorithm, and the performances of the two models were compared. The results showed that the PCA-SVR model had a better prediction effect on soybean oil color, with a coefficient of determination (R^2) of 0.96 and a root mean square error of 2.85. In summary, the oil color detection model based on machine vision is completely feasible for rapid detection of soybean oil color.

Key words: machine vision; support vector regression; artificial neural network; oil color; Lovibond colorimetry

收稿日期:2024-08-22;**修回日期:**2025-06-22

基金项目:河南省科技攻关项目(242102320278)

作者简介:王伟生(1979),男,副教授,硕士生导师,研究方向为机器学习与机器视觉(E-mail)16328390@qq.com。

通信作者:崔震浩,硕士研究生(E-mail)1980788192@qq.com。

油脂色泽是油脂质量评估的重要指标之一,其反

映了油料品质、加工工艺、精炼水平以及储存过程中油品的变化等[1-2]。通常情况下,油脂的精炼程度越高,其色泽越浅,而色泽变深可能暗示着油脂品质的劣变[3-4]。常用的油脂色泽检测方法有目视比色法、罗维朋比色法[5]等,但这些方法依赖于操作者的经验,存在主观性误差。因此,开发一种能够减少人为主观干扰的客观性检测方法,对于油脂色泽的高效评估尤为重要。

随着机器视觉和图像处理技术的不断发展,利用相关技术提取图像特征进行分析的研究越来越多,目前已被广泛用于色泽检测、品质分类分级等研究中[6-9]。Brühl 等[10]使用 CIELAB 1976 颜色空间替代常见的罗维朋颜色系统的红值和黄值实现对油脂色泽等级的划分,提出了一种新的油脂色泽测定方法。Vucane 等[11]提出了一种基于图像分析来确定植物油中总酚含量的方法,其使用 RGB 颜色模型的 R 分量替代传统的分光光度法测定植物油中的总酚含量。Lorenzo 等[12]使用 RGB 颜色传感器来识别牛油果油中混合的不同植物油,其建立的最小二乘支持向量机分类模型在白光下表现出较好的分类性能,准确率超过 90%。Gao 等[13]将原基于罗维朋颜色空间的油品色泽分级指标改为基于均匀颜色空间的油品色泽分级指标,并提出了一种用分光光度法测定油品色泽的新方法,结果表明,罗维朋红值与色度指数 $a*$、罗维朋黄值与色度指数 $b*$ 有较强的相关性。闯家亮等[14]设计了以单片机和图像传感器为核心的花生油色泽在线检测装置,通过此装置提取油脂色泽特征实现对油脂色泽的测定。以上研究主要探究单一颜色空间与罗维朋颜色体系之间的关系,或者依赖昂贵的光谱仪器来实现油脂色泽的检测,而应用机器视觉技术提取油脂色泽多颜色空间特征(RGB、Lab、HSV 颜色空间分量)建立油脂色泽测定模型的研究较少。

因此,本研究以大豆油色泽图像为切入点,构建了一种基于机器视觉技术预测大豆油色泽的方法。利用图像采集装置拍摄大豆油图像并进行预处理来提高图像质量,之后对图像进行色泽特征提取,分析特征参数与油脂色泽之间的关系,构建人工神经网络(ANN)和支持向量回归(SVR)大豆油色泽预测模型,并对模型的预测效果进行验证,以期寻找一种快速、有效、无损检测大豆油色泽的方法。

1 材料与方法

1.1 实验材料

260 个大豆油样品,采集于河南工业大学粮油食品学院。

大豆油图像采集装置如图 1 所示,选用碘钨灯光源作为照明光源,2 个碘钨灯光源选用 45°/0°照射条件,即 2 个碘钨灯以 45°的对称角度对油脂样品进行照射,以使样品受光更均匀,受光面积更大。借助 PyCharm 平台通过编写程序调用 OpenCV 模块连接 MV-GE2002C 迈德威视工业相机在垂直方向接收光源。

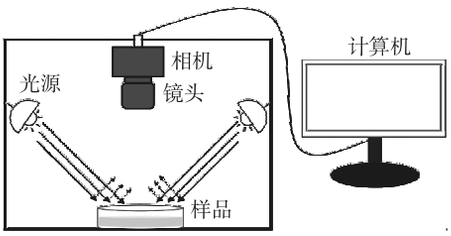

图 1 大豆油图像采集装置示意图

Fig. 1 Schematic diagram of soybean oil image acquisition device

1.2 实验方法

1.2.1 大豆油色泽测定及分级

参考 GB/T 22460—2008 使用 WSL-2 型罗维朋比色计测定大豆油的黄值和红值,所有样品测定 3 次,结果取平均值。根据大豆油色泽,按照 GB/T 1535—2003 对大豆油进行分级。

1.2.2 大豆油图像数据采集

量取 15.0 mL 大豆油放入培养皿(80 mm × 15 mm)中,待大豆油静止无气泡后放入图像采集装置,调试光源(角度为 45°,流明度为 255 lm)以及相机的参数(光圈 F2.8、快门速度 1/60、感光度 ISO100)使油脂色泽图像成像最佳,闭合暗箱,以防外界光源对样品图像采集造成干扰,进行图像数据采集。每个油样连续拍摄 6 次。

1.2.3 大豆油图像数据预处理

采集的油样图像需进行预处理操作以提升其质量。首先对样品图像进行中值滤波降噪处理,以降低噪声带来的影响,之后根据实际效果选用 Canny 边缘检测算法对油样图像进行目标区域特征和背景的分离,以减少背景特征带来的干扰。使用 Python 语言借助 PyCharm 平台编写程序对图像的多个关键区域的 9 种色泽特征进行提取,包括 RGB、HSV 和 Lab 3 种颜色空间每个颜色均值分量。通过求均值以及整体均值的方法来获取每个图像的色泽特征数据。

1.2.4 大豆油色泽预测模型建立

采集及提取色泽特征过程中可能出现误差,因此建立模型之前需要通过计算标准偏差对 RGB、

Lab、HSV 3 种颜色空间的特征分量进行标准化处理。然后,采用主成分分析(PCA)减少色泽特征数据的维度,降低后续模型过拟合的风险,简化后续的分析和计算。之后采用 ANN 和 SVR 构建大豆油色泽预测模型,其中输入变量为色泽特征数据降维后的主成分,输出变量为罗维朋红值和黄值。

PCA - ANN 模型:在 BP 神经网络的基础上,使用 LM 算法对模型进行优化。其中,隐藏层神经元个数是构建模型的重要参数,需要根据实际情况和多次模型训练找到最优的配置,并以训练误差函数确定迭代次数。采用验证集数据对训练得到的模型进行验证,通过对比模型的预测值与真实值的误差,验证模型的预测精度。

PCA - SVR 模型:PCA - SVR 模型包括定性分析和定量分析两个过程(图 2)。首先依据罗维朋黄值将大豆油样品分为浅色油(黄值为 20 和 35)和深色油(黄值为 70),通过固定惩罚因子 C,调整 γ 值来筛选最优核函数,然后采用最优核函数对浅色油进行二次分类,通过调整 γ 值和支持向量机数量寻找最优的 PCA - 支持向量机(SVM)分类器,以实现深色油和浅色油的定性分析[15]。之后使用 SVR 模型对罗维朋红值建立回归模型进行定量分析,通过参数寻优训练构建回归模型,然后采用验证集数据对训练得到的模型进行验证,通过对比模型的预测值与真实值的误差,验证模型预测精度。

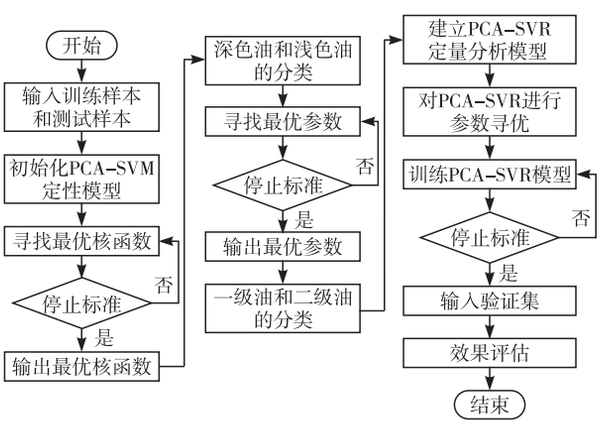

图 2　建立 PCA - SVR 预测模型的流程图

Fig. 2　Flowchart of establishing the PCA - SVR prediction model

1.2.5　模型性能分析

按照上述所选最优参数对模型进行设定,以预测值和真实值的均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数(R^2)为性能指标,对模型的预测性能进行评估[16]。

2　结果与讨论

2.1　大豆油的分级

按 1.2.1 将大豆油分为 4 个等级,具体见表 1。

表 1　大豆油的分级

Table 1　Soybean oil classification

等级	样品数量	黄值	红值
一级	70	20	0.1 ~ 1.9
二级	70	35	2.0 ~ 4.0
三级	70	70	2.0 ~ 4.0
四级	50	70	4.0 ~ 6.0

2.2　数据划分与主成分数的确定

将 260 个大豆油样品共采集到的 1 560 份色泽图像的特征数据按照 7∶3 的比例划分为训练集和验证集,训练集为 1 092 份油脂色泽特征数据,验证集为 468 份油脂色泽特征数据。模型训练过程中选用合理的数据降维算法不仅可以提高模型的稳定性和精密度,还可以缩短运算时间[17]。采用 PCA 降维算法对大豆油色泽特征数据进行降维处理,结果见表 2。

表 2　大豆油色泽特征数据的 PCA

Table 2　PCA of soybean oil color characteristic data

成分	特征值	方差贡献率/%	累积方差贡献率/%
F1	9.38	76.54	76.54
F2	1.99	16.24	92.78
F3	0.79	6.45	99.23
F4	0.08	0.65	99.88
F5	0.007	0.06	99.94
F6	0.001	0.01	99.95

由表 2 可知,大豆油样品的色泽特征数据经降维后,前 3 个主成分的累积方差贡献率已经达到了 99.23%,特征值分别是 9.38、1.99、0.79,表示这 3 个主成分包含的信息可以反映油样色泽特征中的绝大部分信息,因此选用 F1、F2、F3 作为后续大豆油色泽预测模型的输入变量。

2.3　PCA - ANN 大豆油色泽预测模型的建立

建立 PCA - ANN 油脂色泽预测模型,需利用多种网络配置和学习参数对模型进行训练,以便寻找最好的模型参数,评估模型的泛化能力。ANN 参数设置如表 3 所示。

表 3　ANN 参数设置

Table 3　Artificial neural network parameter settings

参数	设置
模型类型	Feedforward Backpropagation
算法函数	Levenberg - Marquardt
传递函数	Tansig - Purelin

设置学习速率为0.1,迭代次数为1 000 次,学习目标为0.05。每次迭代训练均始于随机初始权重,随后计算各神经元输出,根据误差函数最小值确定迭代次数,并在误差满足要求时停止。采用训练集对 PCA – ANN 预测模型进行训练,训练误差见图3。

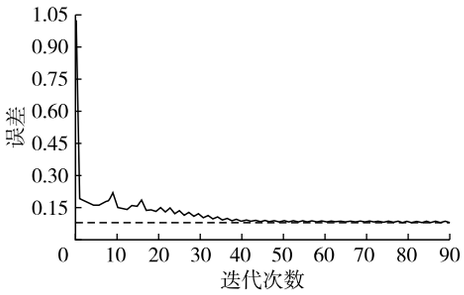

图3 PCA – ANN 预测模型的训练误差

Fig. 3 Training error plot of the PCA – ANN prediction model

从图3可以看出,对随机抽取的1 092 组数据展开训练,历经38 次迭代后,训练误差降至最低,最小误差为0.08,已近乎达到所设定的学习目标,继续对模型进行训练的意义不大,故而停止训练。使用验证集数据对训练得到的 PCA – ANN 预测模型进行验证,结果见图4。

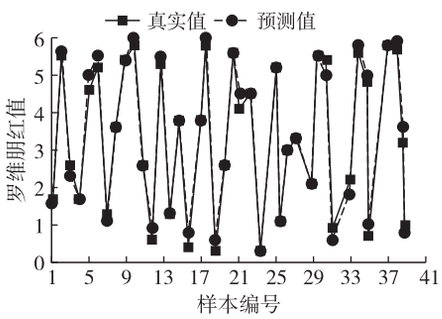

图4 PCA – ANN 预测模型的预测罗维朋红值和真实值对比

Fig. 4 Comparison of the predicted Lovibond red values of the PCA – ANN prediction model and the ture values

从图4可以看出,该模型预测的罗维朋红值与真实值高度吻合。具体而言,该模型的 R^2 为0.92,RMSE 为4.93,MAE 为3.42,表明基于PCA – ANN的大豆油色泽预测模型具有较高的预测精度和良好的泛化能力,能够实现大豆油色泽的定量分析。

2.4 PCA – SVR 大豆油脂色泽预测模型的建立

PCA – SVM 分类器采用不同的核函数会产生不同的分类效果。表4为不同核函数对深色油和浅色油分类结果的影响。

由表4可知,分类效果最好的是径向基核函数,分类效果可以达到100%,其次是多项式核函数,分类效果最差的是线性核函数。因此,选用径向基核函数对浅色大豆油进行二次分类。

表4 深色油和浅色油的分类结果

Table 4 Classification results of dark and light – color oils

核函数	γ 值	支持向量机数量	训练集识别率/%	验证集识别率/%
线性核函数			0	0
径向基核函数	15	13	100	100
多项式核函数	10	15	91.8	80.1
Sigmoid 核函数	10	16	89.5	75.5

选择径向基核函数,通过调整 γ 值和支持向量机数量来寻找效果最好的 PCA – SVM 分类器,浅色油分类结果见表5。

表5 浅色油分类结果

Table 5 Classification results of light – color oils

γ 值	支持向量机数量	训练集识别率/%	验证集识别率/%
8	7	83.3	60
9	8	100	80
12	7	100	80
15	8	100	100
18	9	100	100
21	10	100	100
24	11	100	100

由表5可看出,当 γ 值大于或等于15 时,随着支持向量机数量的增加,分类器对于浅色油的分类效果已经达到100%。根据模型训练结果和实际需要考虑,PCA – SVM 模型的参数 γ 值和支持向量机数量分别选取15 和9。

通过交叉验证和网络搜索算法不断训练,经过测试得到 PCA – SVR 预测模型的最佳惩罚参数 C 为6,最佳不敏感损失函数 ε 为0.05。使用验证集对训练得到的 PCA – SVR 预测模型进行验证,结果见图5。

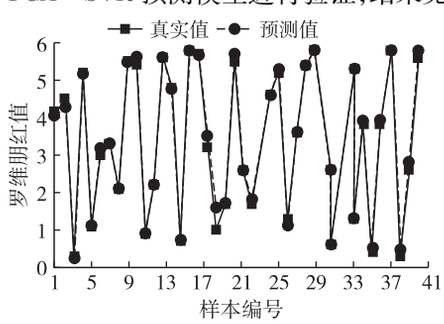

图5 PCA – SVR 预测模型的预测罗维朋红值和真实值对比

Fig. 5 Comparison of the predicted Lovibond red values of the PCA – SVR prediction model and the true values

由图 5 可知，PCA－SVR 模型的预测值与真实值较为接近，且结果较为稳定。具体而言，该模型的 R^2 为 0.96，RMSE 为 2.85，MAE 为 3.30。

2.5　模型的预测性能对比

按照上述所选最优参数对模型进行设定，以模型的预测值和真实值的 RMSE、MAE 和 R^2 为考察指标对模型的预测性能进行评估，结果见表 6。

表 6　大豆油色泽预测模型的性能评估

Table 6　Performance evaluation of soybean oil color prediction models

模型	RMSE	MAE	R^2
BP	5.56	4.52	0.88
PCA－ANN	4.93	3.42	0.92
SVR	3.92	3.84	0.90
PCA－SVR	2.85	3.30	0.96

由表 6 可以看出：PCA－SVR 模型的 RMSE、MAE 分别为 2.85、3.30，显著低于 SVR 模型，R^2 为 0.96，显著高于 SVR 模型；PCA－ANN 模型的 RMSE、MAE 显著小于 BP 模型的，其 R^2 显著高于 BP 模型的。以上结果说明模型的输入经 PCA 算法处理以及使用 LM 算法、交叉验证和网络搜索算法对模型的参数进行优化后，在一定程度上优化了模型。PCA－ANN 模型的 RMSE 达到了 4.93，显著高于 PCA－SVR 模型，但其 MAE 和 R^2 分别为 3.42 和 0.92，与 PCA－SVR 模型相差较小，表明该模型的离散程度较高，但该模型的预测精度和拟合程度都表现良好，这是由于神经网络模型的训练数据较少，输出容易过拟合。进一步对比 PCA－ANN 模型和 PCA－SVR 模型的预测结果，结果见图 6。

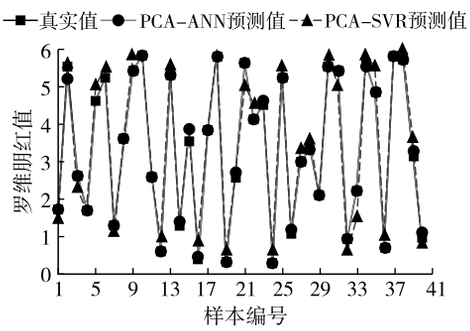

图 6　PCA－ANN 模型和 PCA－SVR 模型的预测值与真实值对比

Fig. 6　Comparison of predicted values by PCA－ANN and PCA－SVR models and the true values

由图 6 可知，2 种模型对于非线性、小样本的数据的预测结果均较好，但是 PCA－ANN 预测模型整体离散程度较高，PCA－SVR 预测模型的预测效果更加稳定，模型鲁棒性高，测试效果优于 PCA－ANN 模型。

3　结　论

本研究设计了一种基于机器视觉的大豆油色泽检测方法。采用油脂图像采集装置采集大豆油图像，通过中值滤波和 Canny 边缘检测算法对图像数据进行降噪和目标区域特征和背景分离预处理，提取大豆油图像 9 种色泽特征，分析油脂色泽（黄值和红值）和图像色泽特征变化之间的关系，采用 PCA 对图像数据进行降维，以此建立 PCA－ANN 和 PCA－SVR 大豆油色泽预测模型，并对模型的预测效果进行对比。2 个模型的预测值和真实值的 R^2 分别为 0.92 和 0.96，RMSE 分别为 4.93 和 2.85，表明大豆油色泽特征数据经过 PCA 降维算法处理后 PCA－SVR 模型的预测效果更好。综上，本文建立的基于机器视觉的大豆油色泽测定方法可避免传统油脂检测方法的人为主观误差，检测速度快、重复性好，有利于实现油脂色泽的快速检测。

参考文献：

[1] 吴思雨，谢萱，刘雨雯，等. 基于电子鼻、HS－SPME－GC－MS 和 HS－GC－IMS 评价不同制油工艺对大豆油品质及风味的影响[J]. 食品科学，2024，45(4)：183－196.

[2] 战东胜，张维农，齐玉堂，等. 加工过程中油脂色泽影响因素初探[J]. 中国油脂，2012，37(7)：8－12.

[3] 杨亚，刘启东，孙百创，等. 食用植物油脂精炼过程中色素的定量分析[J]. 中国油脂，2021，46(5)：43－47.

[4] 姚永佳，刘启东，孙玉萍. 在线比色仪在油脂精炼中的应用[J]. 中国油脂，2022，47(11)：154－156.

[5] 肖志强，刘传杰，陈殿松，等. 油茶皂素脱色及色泽评价方法比较研究[J]. 生物质化学工程，2023，57(1)：20－28.

[6] 张一凡，周苏娟，孟江，等. 基于机器视觉系统的姜炭炮制程度判别及颜色－成分相关性分析[J]. 中国药房，2022，33(22)：2712－2718.

[7] 何思凡，王伟，关荣发，等. 机器视觉在食用植物油掺伪鉴别中的研究进展[J]. 食品科技，2020，45(9)：305－311.

[8] 何鹏，万晓青，康子洋. 图像纹理分析技术实现植物油掺假检测研究[J]. 中国粮油学报，2014，29(3)：102－109.

[9] 范鹏飞，孙俊. 基于机器视觉的色差检测算法[J]. 传感器与微系统，2016，35(10)：120－122，126.

[10] BRÜHL L，UNBEHEND G. Precise color communication by determination of the color of vegetable oils and fats in the CIELAB 1976 ($L*a*b*$) color space[J/OL]. Eur J Lipid Sci Technol，2021，123(7)：2000329[2024－08－22]. https://doi.org/10.1002/ejlt.202000329.

（下转第 139 页）

[19] 左锋，李雪，杨舒，等. 肉桂酸基油脂凝胶的制备及其流变特性和结晶特性分析[J]. 食品科学，2018，39(14)：16－21.

[20] ZHAO M，XU M，MONONO E，et al. Unlocking the potential of minimally processed corn germ oil and high oleic soybean oil to prepare oleogels for bakery application [J]. Food Funct，2020，11(12)：10329－10340.

[21] LUPI F R，GRECO V，BALDINO N，et al. The effects of intermolecular interactions on the physical properties of organogels in edible oils[J]. J Colloid Interface Sci，2016，483：154－164.

[22] HAN L，LI L，LI B，et al. Effect of high pressure microfluidization on the crystallization behavior of palm stearin－palm olein blends[J]. Molecules，2014，19(4)：5348－5359.

[23] PÉREZ－MARTÍNEZ J D，SÁNCHEZ－BECERRIL M，MARANGONI A G，et al. Structuration，elastic properties scaling，and mechanical reversibility of candelilla wax oleogels with and without emulsifiers[J]. Food Res Int，2019，122：471－478.

[24] JIA J，ZHANG J，CHEN X W，et al. Towards the development of novel bicomponent phytosterol－based oleogels with natural phenolics[J/OL]. Food Chem，2023，429：136895[2024－09－08]. https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.136895.

[25] NAREEPAN N，LINNA T，CHAMNAN P. Analysis of *trans* fatty acid in some foods by attenuated total reflection－Fourier transform infrared spectroscopy[J]. J Health Res，2009，23(4)：185－190.

[26] CALLIGARIS S，MIROLO G，DA PIEVE S，et al. Effect of oil type on formation，structure and thermal properties of γ－oryzanol and β－sitosterol－based organogels[J]. Food Biophys，2014，9(1)：69－75.

[27] HOGAN S A，MCNAMEE B F，O'RIORDAN E D，et al. Emulsification and microencapsulation properties of sodium caseinate/carbohydrate blends[J]. Int Dairy J，2001，11(3)：137－144.

[28] BERTOLINI A C，SIANI A C，GROSSO C R. Stability of monoterpenes encapsulated in gum Arabic by spray－drying[J]. J Agric Food Chem，2001，49(2)：780－785.

[29] TONON R V，GROSSO C R F，HUBINGER M D. Influence of emulsion composition and inlet air temperature on the microencapsulation of flaxseed oil by spray drying[J]. Food Res Int，2011，44(1)：282－289.

[30] CHEW S C，TAN C P，NYAM K L. Microencapsulation of refined kenaf (*Hibiscus cannabinus* L.) seed oil by spray drying using β－cyclodextrin/gum arabic/sodium caseinate[J]. J Food Eng，2018，237：78－85.

[31] FUCHS M，TURCHIULI C，BOHIN M，et al. Encapsulation of oil in powder using spray drying and fluidised bed agglomeration[J]. J Food Eng，2006，75(1)：27－35.

[32] 梁贵江，曾茂茂，何志勇，等. 大豆分离蛋白及其不同酶法水解产物对植脂末乳化稳定性的影响[J]. 食品工业科技，2019，40(21)：20－24.

(上接第 117 页)

[11] VUCANE S，CINKMANIS I，JUHNEVICA－RADENKOVA K，et al. Revolutionizing phenolic content determination in vegetable oils：A cutting－edge approach using smartphone－based image analysis[J/OL]. Foods，2024，13(11)：1700[2024－08－22]. https://doi.org/10.3390/foods13111700.

[12] LORENZO N D，DA ROCHA R A，PAPAIOANNOU E H，et al. Feasibility of using a cheap colour sensor to detect blends of vegetable oils in avocado oil[J/OL]. Foods，2024，13(4)：572[2024－08－22]. https://doi.org/10.3390/foods13040572.

[13] GAO H，SUN D，ZHOUY，et al. Experimental study on oil colour grading based on uniform colour space[J/OL]. J Phys：Conf Ser，2023，2428(1)：12007[2024－08－22]. https://doi.org/10.1088/1742－6596/2428/1/012007.

[14] 闯家亮，段中兴. 基于图像处理的油脂色泽检测系统研究[J]. 计算机工程，2012，38(24)：235－238，243.

[15] 沈乐丞，曾秀英，温志刚，等. 基于近红外光谱技术的赣南茶油掺假快速鉴别[J]. 中国油脂，2022，47(6)：62－67.

[16] 王立琦，崔月，张欢，等. 基于 SVM 的大豆油脂色泽近红外光谱分析[J]. 中国粮油学报，2015，30(8)：115－119.

[17] 吴晓婷，闫德勤. 数据降维方法分析与研究[J]. 计算机应用研究，2009，26(8)：2832－2835.